(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 등록특허공보(B1)

(45) 공고일자 2020년01월09일
(11) 등록번호 10-2064301
(24) 등록일자 2020년01월03일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
H04B 7/0413 (2017.01) *G06N 20/20* (2019.01)
H04B 7/06 (2017.01) *H04B 7/08* (2017.01)
(52) CPC특허분류
H04B 7/0413 (2013.01)
G06N 20/20 (2019.01)
(21) 출원번호 10-2019-0105977
(22) 출원일자 2019년08월28일
심사청구일자 2019년08월28일
(56) 선행기술조사문헌
KR101979394 B1*
KR101992053 B1*
KR1020180137824 A*
논문 1(하종규 외 3,2019.06)
*는 심사관에 의하여 인용된 문헌

(73) 특허권자
세종대학교 산학협력단
서울특별시 광진구 능동로 209 (군자동, 세종대학교)
(72) 발명자
송형규
경기도 성남시 분당구 중앙공원로 17, 한양아파트 320동 303호
하종규
서울특별시 광진구 동일로50길 13
이운상
경기도 김포시 김포한강11로 287, 207동 902호
(74) 대리인
특허법인태백

전체 청구항 수 : 총 10 항 심사관 : 김성태

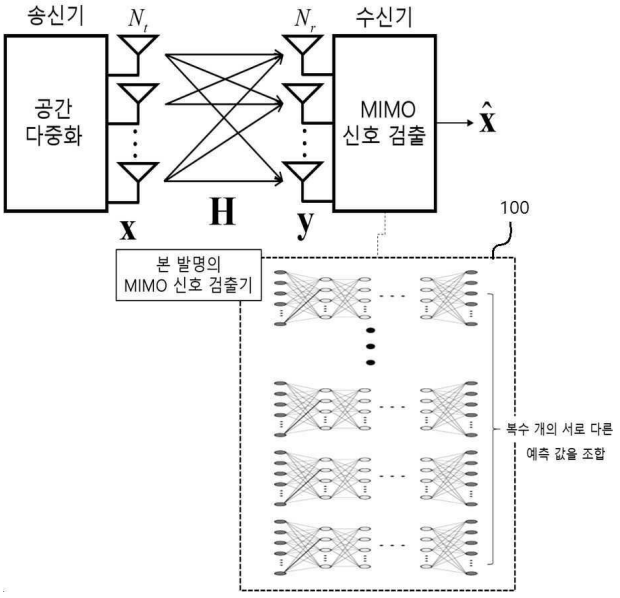
(54) 발명의 명칭 **MIMO 시스템 기반의 앙상블 기계 학습을 이용한 신호 검출 장치 및 그 방법**

(57) 요 약

본 발명은 MIMO 시스템 기반의 앙상블 기계 학습을 이용한 신호 검출 장치 및 그 방법에 관한 것이다. 본 발명에 따르면, MIMO 시스템 기반의 앙상블 기계 학습을 이용한 신호 검출 방법에 있어서, N_t개의 송신 안테나를 가진 송신기가 전송한 N_t개의 훈련 신호에 대응하여 N_r개의 수신 안테나를 가진 수신기가 수신한 N_r개 수신 신호 및 송

(뒷면에 계속)

대 표 도 - 도2



수신기 간 채널 계수를 각각 입력 값으로 하고 상기 N_t개의 훈련 신호의 조합에 대응된 레이블을 출력 값으로 하는 복수의 학습 데이터들을 사용하여, 독립된 복수의 신호 검출 모델을 학습시키는 단계와, 상기 송신기에서 전송한 N_t개의 송신 신호에 대응하여 수신되는 상기 수신기의 N_r개 수신 신호로부터 채널 계수를 추정하고, N_r개의 수신 신호 및 추정한 채널 계수를 상기 복수의 신호 검출 모델에 개별 입력시키는 단계, 및 상기 복수의 신호 검출 모델에서 각각 출력되는 레이블을 기초로 상기 송신기에서 전송한 N_t개의 송신 신호를 예측하는 단계를 포함하는 신호 검출 방법을 제공한다.

이에 따르면, MIMO 시스템 내 수신기에서 수신 신호를 검출함에 있어 기계 학습 기반의 복수의 MIMO 신호 검출기를 활용함으로써, 수신 신호의 다이버시티 이득을 얻을 수 있고 기존의 MIMO 검출 기법보다 수신기의 오류 성능을 향상시킬 수 있다.

(52) CPC특허분류
H04B 7/0684 (2013.01)
H04B 7/0848 (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업
과제고유번호 1711075702
부처명 과학기술정보통신부
연구관리전문기관 정보통신기획평가원
연구사업명 대학ICT연구센터지원사업
연구과제명 지능형 비행로봇 융합기술 연구
기 여 율 1/1
주관기관 세종대학교 산학협력단
연구기간 2018.06.01 ~ 2021.12.31

공지예외적용 : 있음

명 세 서

청구범위

청구항 1

MIMO 시스템 기반의 앙상블 기계 학습을 이용한 신호 검출 방법에 있어서,

N_t개의 송신 안테나를 가진 송신기가 전송한 N_t개의 훈련 신호에 대응하여 N_r개의 수신 안테나를 가진 수신기가 수신한 N_r개 수신 신호 및 송수신기 간 채널 계수를 각각 입력 값으로 하고 상기 N_t개의 훈련 신호의 조합에 대응된 레이블을 출력 값으로 하는 학습 데이터들을 사용하여, 독립된 복수의 신호 검출 모델을 개별 학습시키는 단계;

상기 송신기에서 전송한 N_t개의 송신 신호에 대응하여 수신되는 상기 수신기의 N_r개 수신 신호로부터 채널 계수를 추정하고, N_r개의 수신 신호 및 추정한 채널 계수를 상기 복수의 신호 검출 모델에 개별 입력시키는 단계; 및

상기 복수의 신호 검출 모델에서 각각 출력되는 레이블을 기초로 상기 송신기에서 전송한 N_t개의 송신 신호를 예측하는 단계를 포함하며,

상기 레이블은,

상기 송신기의 변조 차수(M)와 상기 송신 안테나의 개수(N_t)에 따라 M^{N_t} 가지의 레이블로 구분되고,

상기 학습 데이터는,

실수부와 허수부로 구분하여 구성한 $2N_r$개의 수신 신호 성분, 실수부와 허수부로 구분하여 구성한 $2N_r \cdot N_t$ 개의 채널 계수, 그리고 상기 N_t개의 훈련 신호의 조합에 대응되는 1개의 레이블을 포함하는 신호 검출 방법.

청구항 2

삭제

청구항 3

삭제

청구항 4

청구항 1에 있어서,

상기 신호 검출 모델의 입력 데이터는,

상기 $2N_r$개의 수신 신호 성분, 그리고 $2N_r \cdot N_t$ 개의 채널 계수를 포함하는 $2N_r(1+ N_t)$ 차원의 특징을 가지는 신호 검출 방법.

청구항 5

청구항 1에 있어서,

상기 복수의 신호 검출 모델을 학습시키는 단계는,

상기 복수의 신호 검출 모델에 대해 서로 다른 학습 데이터를 적용하여 개별 학습시키는 신호 검출 방법.

청구항 6

청구항 1에 있어서,

상기 예측하는 단계는,

상기 복수의 신호 검출 모델에서 각각 출력된 레이블 중 최다 빈도로 도출된 레이블을 최종 선택하여 상기 N_t개의 송신 신호를 예측하는 신호 검출 방법.

청구항 7

청구항 1에 있어서,

상기 예측하는 단계는,

상기 복수의 신호 검출 모델에서 각각 출력된 레이블에 대해 랜덤 포레스트 알고리즘을 적용하여 상기 N_t개의 송신 신호를 예측하는 신호 검출 방법.

청구항 8

MIMO 시스템 기반의 앙상블 기계 학습을 이용한 신호 검출 장치에 있어서,

N_t개의 송신 안테나를 가진 송신기가 전송한 N_t개의 훈련 신호에 대응하여 N_r개의 수신 안테나를 가진 수신기가 수신한 N_r개 수신 신호 및 송수신기 간 채널 계수를 각각 입력 값으로 하고 상기 N_t개의 훈련 신호의 조합에 대응된 레이블을 출력 값으로 하는 학습 데이터들을 사용하여, 독립된 복수의 신호 검출 모델을 개별 학습시키는 학습부;

상기 송신기에서 전송한 N_t개의 송신 신호에 대응하여 수신되는 상기 수신기의 N_r개 수신 신호로부터 채널 계수를 추정하고, N_r개의 수신 신호 및 추정한 채널 계수를 상기 복수의 신호 검출 모델에 개별 입력시키는 추정부; 및

상기 복수의 신호 검출 모델에서 각각 출력되는 레이블을 기초로 상기 송신기에서 전송한 N_t개의 송신 신호를 예측하는 검출부를 포함하며,

상기 레이블은,

상기 송신기의 변조 차수(M)와 상기 송신 안테나의 개수(N_t)에 따라 M^{N_t} 가지의 레이블로 구분되고,

상기 학습 데이터는,

실수부와 허수부로 구분하여 구성한 $2N_r$개의 수신 신호 성분, 실수부와 허수부로 구분하여 구성한 $2N_r \cdot N_t$ 개의 채널 계수, 그리고 상기 N_t개의 훈련 신호의 조합에 대응되는 1개의 레이블을 포함하는 신호 검출 장치.

청구항 9

삭제

청구항 10

삭제

청구항 11

청구항 8에 있어서,

상기 신호 검출 모델의 입력 데이터는,

상기 $2N_r$개의 수신 신호 성분, 그리고 $2N_r \cdot N_t$ 개의 채널 계수를 포함하는 $2N_r(1+ N_t)$ 차원의 특징을 가지는 신호 검출 장치.

청구항 12

청구항 8에 있어서,

상기 학습부는,

상기 복수의 신호 검출 모델에 대해 서로 다른 학습 데이터를 적용하여 개별 학습시키는 신호 검출 장치.

청구항 13

청구항 8에 있어서,

상기 검출부는,

상기 복수의 신호 검출 모델에서 각각 출력된 레이블 중에서 최다 빈도로 도출된 레이블을 최종 선택하여 상기 N_t개의 송신 신호를 예측하는 신호 검출 장치.

청구항 14

청구항 8에 있어서,

상기 검출부는,

상기 복수의 신호 검출 모델에서 각각 출력된 레이블에 대해 랜덤 포레스트 알고리즘을 적용하여 상기 N_t개의 송신 신호를 예측하는 신호 검출 장치.

발명의 설명

기 술 분 야

[0001] 본 발명은 MIMO 시스템 기반의 앙상블 기계 학습을 이용한 신호 검출 장치 및 그 방법에 관한 것으로서, 보다 상세하게는 기계 학습 기반의 복수의 MIMO 신호 검출기를 활용함으로써 수신 신호의 다이버시티 이득을 얻고 수신기의 오류 성능을 높일 수 있는 MIMO 시스템 기반의 앙상블 기계 학습을 이용한 신호 검출 장치 및 그 방법에 관한 것이다.

배 경 기 술

[0002] MIMO(Multiple-Input Multiple-Output) 기법은 높은 채널 용량을 달성할 수 있어 현재 무선 통신 시스템에서 광범위하게 사용되고 있다. 이러한 MIMO 시스템은 효과적이고 빠른 신호 처리가 요구되며, 이에 따라 MIMO 시스템에서 효율적인 신호 검출을 위한 다양한 검출 알고리즘이 제안된다. 그 중에서 ML(Maximum Likelihood) 검출 기법은 오류율 측면에서 최적의 성능을 가진다.

[0003] 최근 기계 학습 분야의 발전으로 인하여 음성 인식, 영상 처리 등의 다양한 분야에서 기계 학습이 적용되고 있다. 이에 따라 통신 물리 계층에서 기계 학습을 적용한 다양한 연구들이 시도되고 있다.

[0004] 그 중 뉴럴 네트워크(Neural network)는 최근 다양한 분야에서 좋은 성능을 보이고 있으며 다양한 분야에서 보편적으로 적용 가능한 알고리즘으로 주목받고 있다. 최근에는 기계 학습 기반의 통신 시스템을 통하여 기존과는 다른 새로운 측면에서 성능의 이득을 가져오거나 기존의 수학적 모델링 및 분석이 어려운 부분을 기계 학습을 통하여 해결하려는 시도가 있다.

[0005] 따라서 MIMO 시스템에서 수신기의 성능 향상을 위한 기계 학습 기반의 신호 검출 기법이 요구된다.

[0006] 본 발명의 배경이 되는 기술은 한국공개특허 제2010-0042032호(2010.04.23 공개)에 개시되어 있다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0007] 본 발명은 기계 학습 기반의 복수의 MIMO 신호 검출기를 활용함으로써 수신 신호의 다이버시티 이득을 얻고 수신기의 오류 성능을 높일 수 있는 MIMO 시스템 기반의 앙상블 기계 학습을 이용한 신호 검출 장치 및 그 방법을 제공하는데 목적이 있다.

과제의 해결 수단

[0008] 본 발명은, MIMO 시스템 기반의 앙상블 기계 학습을 이용한 신호 검출 방법에 있어서, N_t개의 송신 안테나를 가진 송신기가 전송한 N_t개의 훈련 신호에 대응하여 N_r개의 수신 안테나를 가진 수신기가 수신한 N_r개 수신 신호 및 송수신기 간 채널 계수를 각각 입력 값으로 하고 상기 N_t개의 훈련 신호의 조합에 대응된 레이블을 출력 값으로 하는 학습 데이터들을 사용하여, 독립된 복수의 신호 검출 모델을 개별 학습시키는 단계와, 상기 송신기에서 전송한 N_t개의 송신 신호에 대응하여 수신되는 상기 수신기의 N_r개 수신 신호로부터 채널 계수를 추정하고, N_r개의 수신 신호 및 추정한 채널 계수를 상기 복수의 신호 검출 모델에 개별 입력시키는 단계, 및 상기 복수의 신호 검출 모델에서 각각 출력되는 레이블을 기초로 상기 송신기에서 전송한 N_t개의 송신 신호를 예측하는 단계를 포함하는 신호 검출 방법을 제공한다.

[0009] 또한, 상기 레이블은, 상기 송신기의 변조 차수(M)와 상기 송신 안테나의 개수(N_t)에 따라 M^{N_t} 가지의 레이블로 구분될 수 있다.

[0010] 또한, 상기 학습 데이터는, 실수부와 허수부로 구분하여 구성한 $2N_r$개의 수신 신호 성분, 실수부와 허수부로 구분하여 구성한 $2N_r \cdot N_t$ 개의 채널 계수, 그리고 상기 N_t개의 훈련 신호의 조합에 대응되는 1개의 레이블을 포함할 수 있다.

[0011] 또한, 상기 신호 검출 모델의 입력 데이터는, 상기 $2N_r$개의 수신 신호 성분, 그리고 $2N_r \cdot N_t$ 개의 채널 계수를 포함하는 $2N_r(1+ N_t)$ 차원의 특징을 가질 수 있다.

[0012] 또한, 상기 복수의 신호 검출 모델을 학습시키는 단계는, 상기 복수의 신호 검출 모델에 대해 서로 다른 학습 데이터를 적용하여 개별 학습시킬 수 있다.

[0013] 또한, 상기 예측하는 단계는, 상기 복수의 신호 검출 모델에서 각각 출력된 레이블 중 최다 빈도로 도출된 레이블을 최종 선택하여 상기 N_t개의 송신 신호를 예측할 수 있다.

[0014] 또한, 상기 예측하는 단계는, 상기 복수의 신호 검출 모델에서 각각 출력된 레이블에 대해 랜덤 포레스트 알고리즘을 적용하여 상기 N_t개의 송신 신호를 예측할 수 있다.

[0015] 그리고, 본 발명은, MIMO 시스템 기반의 앙상블 기계 학습을 이용한 신호 검출 장치에 있어서, N_t개의 송신 안테나를 가진 송신기가 전송한 N_t개의 훈련 신호에 대응하여 N_r개의 수신 안테나를 가진 수신기가 수신한 N_r개 수신 신호 및 송수신기 간 채널 계수를 각각 입력 값으로 하고 상기 N_t개의 훈련 신호의 조합에 대응된 레이블을 출력 값으로 하는 학습 데이터들을 사용하여, 독립된 복수의 신호 검출 모델을 개별 학습시키는 학습부와, 상기 송신기에서 전송한 N_t개의 송신 신호에 대응하여 수신되는 상기 수신기의 N_r개 수신 신호로부터 채널 계수를 추정하고, N_r개의 수신 신호 및 추정한 채널 계수를 상기 복수의 신호 검출 모델에 개별 입력시키는 추정부, 및 상기 복수의 신호 검출 모델에서 각각 출력되는 레이블을 기초로 상기 송신기에서 전송한 N_t개의 송신 신호를 예측하는 검출부를 포함하는 신호 검출 장치를 제공한다.

발명의 효과

[0016] 본 발명에 따르면, MIMO 시스템 내 수신기에서 수신 신호를 검출함에 있어 기계 학습 기반의 복수의 MIMO 신호 검출기를 활용함으로써, 수신 신호의 다이버시티 이득을 얻을 수 있고 기존의 MIMO 검출 기법보다 수신기의 오류 성능을 향상시킬 수 있다.

[0017] 또한, 본 발명은 뉴럴 네트워크 기반의 복수의 신호 검출기를 사용하여 효율적 신호 검출이 가능함은 물론 MIMO 시스템에서 최적 성능을 나타내는 ML 검출 기법보다 높은 오류 성능을 달성할 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0018] 도 1은 본 발명의 실시예에 적용되는 MIMO 시스템의 구성을 나타낸 도면이다.

도 2는 본 발명의 실시예에 따른 앙상블 기계 학습을 이용한 신호 검출 장치가 적용된 MIMO 시스템을 도시한 도면이다.

도 3은 본 발명의 실시예에 따른 신호 검출 장치의 구성을 나타낸 도면이다.

도 4는 도 3의 신호 검출 장치를 이용한 신호 검출 방법을 설명하는 도면이다.

도 5는 본 발명의 실시예에 따른 학습 데이터의 구조를 나타낸 도면이다.

도 6은 2×2 MIMO 시스템에서 QPSK 변조 기법을 사용하는 경우에 대한 라벨링 방법을 예시한 도면이다.

도 7은 본 발명의 실시예를 위한 뉴럴 네트워크 모델 구조를 도시한 도면이다.

도 8은 본 발명의 실시예에 따라 학습된 뉴럴 네트워크 기반의 MIMO 신호 검출 모델을 나타낸 도면이다.

도 9는 본 발명의 실시예에 따른 복수의 뉴럴 네트워크 기반의 MIMO 신호 검출 모델의 결합을 나타낸 도면이다.

도 11은 2×2 MIMO 시스템에서 QPSK 변조 기법을 사용하는 경우 기존 ML 기법과 본 발명에 의한 K=5인 뉴럴 네트워크 기반 MIMO 신호 검출기에 대한 SNR에 따른 SER 성능을 나타낸 도면이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0019] 그러면 첨부한 도면을 참고로 하여 본 발명의 실시 예에 대하여 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자가 용이하게 실시할 수 있도록 상세히 설명한다.

[0020] 도 1은 본 발명의 실시예에 적용되는 MIMO 시스템의 구성을 나타낸 도면이다.

[0021] 도 1에 나타낸 바와 같이, MIMO 시스템은 송신기와 수신기를 포함한다. 이하의 본 발명의 실시예는 N_t개의 송신 안테나를 가진 송신기와 N_r개의 수신 안테나를 가진 수신기를 포함하는 MIMO 시스템을 고려한다.

[0022] 송신기에서 N_t개의 송신 안테나를 통하여 전송된 송신 신호는 다중 채널 H를 거쳐 수신기의 N_r개의 수신 안테나를 통해 수신된다. 이때, 수신기에 수신된 수신 신호 $\boldsymbol{y}$는 다음의 수학식 1과 같이 표현된다.

수학식 1

[0023] $$\boldsymbol{y}=\boldsymbol{H}\boldsymbol{x}+\boldsymbol{n}$$

[0024] 여기서, $\boldsymbol{x}$는 $N_t\times1$의 송신 심볼 벡터, $\boldsymbol{H}$는 $N_t\times N_r$의 레일리 평탄 페이딩 MIMO 채널 행렬, $\boldsymbol{n}$은 평균이 0이고 분산이 σ^2인 $N_t\times1$의 부가 백색 가우시안 잡음(AWGN; Additive White Gaussian Noise)을 나타낸다.

[0025] 그리고, 각각의 송신 심볼은 $M-ary$ 변조되었고, 수학식 1의 채널 행렬 $\boldsymbol{H}$는 다음의 수학식 2와 같이 표현된다.

수학식 2

[0026] $$\boldsymbol{H}=\begin{bmatrix} h_{11} & \cdots & h_{1,N_t} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ h_{N_r,1} & \cdots & h_{N_r,N_t} \end{bmatrix}$$

[0027] 여기서, h는 채널 행렬 $\boldsymbol{H}$의 채널 계수를 의미한다. 즉, h_{ij}는 j번째 송신 안테나와 i번째 수신 안테나 사이의

채널 계수이며, j는 송신 안테나의 인덱스, i는 수신 안테나의 인덱스를 나타낸다.

[0028] 수신 신호 $\boldsymbol{y}$ 에서 송신 신호 $\boldsymbol{x}$ 를 검출하기 위한 기존의 ML 검출 기법은 수학식 3과 같다.

수학식 3

[0029] $$\boldsymbol{x}_{ML} = \arg\min\left\{ \| \boldsymbol{y} - \hat{\boldsymbol{H}}\boldsymbol{x} \|^2 \right\}$$

[0030] 여기서, $\boldsymbol{x}_{ML}$ 은 ML 기법을 사용하여 검출된 심볼 벡터, $\hat{\boldsymbol{H}}$ 는 추정된 채널 행렬을 의미한다. 이러한 ML 기법은 이론적으로 오류율 측면에서 최적의 검출 성능을 가진다.

[0031] 이하의 본 발명의 실시예는 수신기에서 수신 신호를 검출하는데 있어 수학식 3과 같은 기존의 ML 기법 대신에, 뉴럴 네트워크 기반의 복수의 MIMO 신호 검출기를 사용하는 앙상블 기계 학습 기반의 신호 검출 기법을 제시한다.

[0032] 도 2는 본 발명의 실시예에 따른 앙상블 기계 학습 기반의 신호 검출 장치가 적용된 MIMO 시스템 모델을 도시한 도면이다.

[0033] 도 2에 나타낸 것과 같이, 본 발명의 실시예에 따른 신호 검출 장치(100)는 MIMO 시스템의 수신기에 포함되어 동작하며, 뉴럴 네트워크 기반의 복수의 MIMO 신호 검출 모델(MIMO 신호 검출기)을 활용하여 송신기에서 보낸 송신 신호를 효율적으로 검출한다.

[0034] 이를 위해, 신호 검출 장치(100)는 송신기에서 송신한 훈련 신호와 그에 대응된 수신기의 수신 신호 및 채널 정보를 포함하는 훈련 데이터 세트를 수집하여 저장하고, 수집된 훈련 데이터 세트를 서로 독립된 복수의 신호 검출 모델에서 미리 학습시켜서, 각각의 신호 검출 모델을 최적화한다.

[0035] 이후부터 신호 검출 장치(100)는 현재 수신기에서 수신된 수신 신호 및 추정된 채널 정보를 복수의 신호 검출 모델에 각각 입력시켜서 각각의 신호 검출 모델로부터 출력을 개별 도출한 후에, 도출된 결과를 결합함으로써 송신기에서 실제 전송한 송신 신호를 예측한다.

[0036] 이처럼, 뉴럴 네트워크 기반의 복수의 신호 검출기를 결합하고 각각의 뉴럴 네트워크에서 도출된 서로 다른 예측값(결과값)을 조합하여 신호를 검출하면, 추가적인 다이버시티 이득을 얻을 수 있고 수신 단말의 안테나 수의 부담을 줄이면서 기존의 MIMO 검출 기법보다 높은 성능을 얻을 수 있다.

[0037] 도 3은 본 발명의 실시예에 따른 신호 검출 장치의 구성을 나타낸 도면이다.

[0038] 도 3를 참조하면, 본 발명의 실시예에 따른 신호 검출 장치(100)는 학습부(110), 추정부(120), 검출부(130)를 포함한다. 신호 검출 장치(100)는 도 1의 수신기에 포함되어 송신기로부터 수신한 신호를 검출하기 위하여 사용된다.

[0039] 학습부(110)는 송신기가 전송한 N_t개의 훈련 신호에 대응하여 수신기가 수신한 N_r개 수신 신호 및 송수신기 간의 채널 계수를 각각 입력 값으로 하고 N_t개의 훈련 신호의 조합에 대응된 레이블(label)을 출력 값으로 하는 학습 데이터들을 사용하여, 서로 독립된 복수의 신호 검출 모델을 개별 학습시킨다.

[0040] 여기서, 학습부(110)는 복수의 신호 검출 모델에 대해 서로 다른 학습 데이터를 적용하여 개별 학습시킬 수 있다. 이 경우 각각의 신호 검출 모델은 동일한 입력 값에 대하여 다양한 출력(레이블) 값을 생성할 수 있다. 수신기는 이들 출력 값들을 이용하여 송신기에서 각 안테나를 통해 전송한 송신 신호를 검출하는데, 간단한 예로 최다 빈도로 출력된 레이블을 선택하여 해당 레이블에 매칭된 송신 신호의 조합을 찾는다.

[0041] 추정부(120)는 송신기에서 전송한 N_t개의 송신 신호에 대응하여 수신되는 수신기의 N_r개 수신 신호로부터 채널 계수를 추정하며, N_r개의 수신 신호 및 추정한 채널 계수를 상기 복수의 신호 검출 모델에 개별 입력시킨다.

[0042] 검출부(130)는 복수의 신호 검출 모델에서 각각 출력된 레이블을 기초로 송신기에서 전송한 N_t개의 송신 신호를 예측한다. 이와 같이, 본 발명의 실시예는 기존의 MIMO 검출 기법 대신에 뉴럴 네트워크 기반의 MIMO 신호 검출

기를 기반으로 신호를 검출한다.

[0043] 이하에서는 도 4를 통해 신호 검출 방법을 상세히 설명한다. 도 4는 도 3의 신호 검출 장치를 이용한 신호 검출 방법을 설명하는 도면이다.

[0044] 먼저, 학습부(110)는 송신기가 전송한 N_t개의 훈련 신호에 대응하여 수신기가 수신한 N_r개 수신 신호 및 송수신기 간의 채널 계수를 각각 입력 값으로 하고 N_t개의 훈련 신호의 조합에 대응된 레이블(label)을 출력 값으로 하는 학습 데이터들을 사용하여, 서로 독립된 복수의 신호 검출 모델을 각각 학습시킨다(S410).

[0045] 여기서 물론, 신호 검출 모델은 뉴럴 네트워크 즉, 신경망 모델을 나타낸다.

[0046] 신호 검출 모델(뉴럴 네트워크)의 학습에 활용되는 학습 데이터는, 실수부(Re)와 허수부(Im)로 구분한 $2N_r$개의 수신 신호 성분과, 실수부(Re)와 허수부(Im)로 구분한 $2N_r \cdot N_t$ 개의 채널 계수, 그리고 N_t개의 훈련 신호의 조합에 대응되는 1개의 레이블을 포함한다.

[0047] 앞서 설명한 바와 같이, 신경망 학습 시에, 학습 데이터의 레이블 값은 신호 검출 모델의 출력 데이터로 사용되고, 레이블을 제외한 나머지 값들인 $2N_r$개의 수신 신호 성분과 $2N_r \cdot N_t$ 개의 채널 계수는 신호 검출 모델의 입력 데이터로 사용된다. 따라서, 신호 검출 모델의 입력 데이터는 $2N_r + 2N_r \cdot N_t$를 포함하여 $2N_r \cdot (1+N_t)$ 차원의 특징을 가진다.

[0048] 후술하겠지만 입력 데이터의 차원 수는 뉴럴 네트워크를 구성하는 입력층의 뉴런 수와 일치한다. 이하에서는 레이블을 제외한 성분인 $2N_r \cdot (1+N_t)$ 차원의 입력 데이터를 훈련 데이터 세트로 명명한다.

[0049] 도 5는 본 발명의 실시예에 따른 학습 데이터의 구조를 나타낸 도면이다.

[0050] MIMO 시스템에서 송신 신호의 검출은 수신 신호 $\boldsymbol{y}$와 채널 행렬 $\boldsymbol{H}$에 종속된다. 따라서 뉴럴 네트워크 학습을 위한 훈련 데이터 세트를 수신 신호와 채널 계수로 구성한다. MIMO 시스템에서 각 신호는 복소 형태로 이루어져 있으므로 훈련 데이터의 신호를 실수부와 허수부로 나누어 학습시킨다.

[0051] 도 5에서 N은 수집된 학습 데이터(훈련 데이터 세트)의 개수를 나타내며, 각 데이터의 윗 첨자는 학습 데이터의 인덱스를 의미한다. 예를 들어, 제1 학습 데이터(Data 1)의 성분들은 모두 윗 첨자로 1이 부여된 것을 알 수 있다. 이하에서는 설명의 편의상 윗 첨자 부분을 생략하여 설명한다.

[0052] 도 5에서 맨 아래 데이터는 신경망의 출력 레이어에 적용되는 라벨링 값이고 나머지 윗 부분의 데이터들은 모두 신경망의 입력 레이어에 적용되는 훈련 데이터 세트를 의미한다. 이를 통해, 학습 데이터는 실수부/허수부로 각각 구분한 $2N_r$개의 수신 신호 성분과, 실수부/허수부로 각각 구분한 $2N_r \cdot N_t$ 개의 채널 계수, 그리고 1개의 레이블을 포함함을 알 수 있다.

[0053] 만일, 송/수신기의 안테나 수가 모두 2개인 2×2 MIMO 시스템(N_t=N_r=2)에서 송신기가 QPSK 변조 기법을 사용하는 경우, 수학식 1의 수신 신호는 수학식 4와 같이 행렬로 표현될 수 있다. 이때, 잡음 성분은 생략하였다.

수학식 4

[0054]
$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} \\ h_{21} & h_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix}$$

[0055] 여기서, x_1, x_2는 송신기의 두 송신 안테나에서 송신한 신호이고, y_1, y_2는 수신기의 두 안테나를 통해 수신한 신호를 나타낸다. 이때, 채널 계수 h_{ij}는 MIMO 채널 행렬의 채널 계수로서 총 4가지(2×2)가 존재함을 알 수 있다.

[0056] 이 경우, 훈련 데이터 세트는, 각 수신 안테나의 수신 신호 y_1, y_2를 실수부와 허수부로 구분한 4개의 수신 신호 성분(Re[y_1], Im[y_1], Re[y_2], Im[y_2])과, 각 채널 계수를 실수부와 허수부로 구분한 8개의 채널 계수(Re[h_{11}],

$Im[h_{11}]$, … , $Re[h_{22}]$, $Im[h_{22}]$)를 포함하는 12차원의 특징을 가진다.

[0057] 만일, $y_1 = 0.78 + 0.65i$이고, $y_2 = 0.12 + 0.47i$ 였다면, $Re[y_1]=0.78$, $Im[y_1]=0.65$, $Re[y_2]=0.12$, $Im[y_2]=0.47$ 이 되며, 이들 각각의 값들이 신경망의 입력 데이터로 사용된다. 채널 계수 역시 실수부와 허수부의 해당 값들이 입력 데이터로 사용된다.

[0058] MIMO 시스템의 송신 심볼 수와 심볼의 변조 차수가 올라갈수록 입력 데이터 세트의 차원이 늘어난다. 그리고, 도 5에서 레이블(label)은 뉴럴 네트워크 기반의 검출기에서 학습을 위한 송신 신호의 정답 신호가 된다. 여기서, 뉴럴 네트워크의 출력층을 구성하는 뉴런 수는 시스템에서 가능한 레이블의 수(M^{N_t}) 만큼 결정된다.

[0059] 본 발명의 실시예에서 레이블은 송신기의 변조 차수(M)와 송신 안테나의 개수(N_t)에 따라 M^{N_t} 가지로 구분된다. 만일, 송신기의 송신 안테나가 2개이고 QPSK(4-QAM) 변조를 사용 경우($N_t=2$, $M=4$), 레이블은 총 16가지($16=4^2$) 생성될 수 있다.

[0060] 변조 차수 M은 송신기에서 전송 가능한 심볼의 개수를 의미하므로, [0,0], [0,1], [1,0], [1,1]를 포함한 4개의 심볼 전송이 가능한 QPSK(4-QAM) 방식은 M=4이며, 마찬가지로 16-QAM 방식은 M=16이 된다.

[0061] 이하에서는 설명의 편의상 2×2 MIMO 시스템($N_t=N_r=2$)에서 QPSK 변조 기법을 사용하는 경우를 가정하여 설명한다.

[0062] 도 6은 2×2 MIMO 시스템에서 QPSK 변조 기법을 사용하는 경우에 대한 라벨링 방법을 예시한 도면이다.

[0063] MIMO 시스템에서 신호 검출은 수신 안테나에서 다수의 송신 심볼을 검출하기 위한 다중 클래스 분류이며, 이에 따라 송신 심볼을 송신 안테나 수 N_t와 송신 심볼의 변조 차수 M에 맞추어 인코딩한다. 레이블은 송신 안테나 수와 송신 심볼의 성상도 수만큼 늘어나며, 최종적으로 M^{N_t} 수만큼의 레이블이 생성된다.

[0064] 도 6에서 Tx 1 Data Bits는 송신기의 2개의 송신 안테나 중 첫 번째 안테나에서 송신한 데이터 심볼이고, Tx 2 Data Bits는 두 번째 안테나에서 송신한 데이터 심볼이다. 그리고 Label은 두 안테나를 통해 전송된 신호 조합에 대응하여 부여된 라벨링을 나타낸다.

[0065] QPSK 방식에서 전송 가능한 심볼을 총 4개([0,0], [0,1], [1,0], [1,1])이므로, 두 개의 송신 안테나(Tx 1, Tx 2)를 통해 전송 가능한 심볼의 모든 경우의 수를 조합하면 4^2 만큼인 총 16 가지가 된다. 따라서 이들 16 가지 경우에 대응하여 '0' 부터 '15' 까지 총 16 개의 레이블(label)이 생성된 것을 알 수 있다.

[0066] 이와 같이, 레이블의 수는 송신기에 적용된 변조 차수 및 송신 안테나의 개수에 따라 조정된다.

[0067] 도 7은 본 발명의 실시예를 위한 뉴럴 네트워크 모델 구조를 도시한 도면이다.

[0068] 뉴럴 네트워크는 입력 층(Input layer), 은닉 층(Hidden layer), 출력 층(Output layer)으로 이루어지며 각각의 뉴런(Neuron)들이 완전 연결(Fully connected)되어 있다. 뉴럴 네트워크를 통한 많은 값들의 생성은 어떤 문제를 해결하기 위한 적절한 입력과 출력의 학습을 통해 이루어진다. 따라서 MIMO 시스템의 올바른 송신 심볼 검출을 위한 뉴럴 네트워크의 학습은 훈련 데이터의 적절한 구조적 데이터 설계를 통하여 이루어진다.

[0069] 본 발명의 실시예는 송신기에서 송신한 훈련 신호와 그에 대응된 수신기의 수신 신호 및 채널 정보를 포함하는 학습 데이터를 수집하여 저장부(미도시)에 저장하여 두며, 수집 및 저장된 학습 데이터를 뉴럴 네트워크의 입출력에 적용하여 뉴럴 네트워크(신호 검출 모델)를 각각 학습시킨다.

[0070] 도 7에서 입력층에 입력되는 훈련 데이터 세트는 레이블을 제외한 데이터 즉, 수신 신호 및 채널 계수로 구성된다. 적절하게 구성된 훈련 데이터 세트는 뉴럴 네트워크 학습을 위한 입력으로 들어간다. 입력 층의 뉴런(노드) 수는 훈련 데이터 세트의 차원 수와 일치한다. 또한, 뉴럴 네트워크에 입력된 훈련 데이터 세트는 은닉 층에서 ReLU(rectified linear unit) 활성화 함수를 거치고, 마지막 층인 출력 층에서 다중 분류를 위한 softmax 함수를 거친다.

[0071] 출력 층의 각 뉴런(노드) 수는 앞서 정의한 송신 가능한 경우의 수인 레이블 수(M^{N_t})와 일치한다. 출력 층의 각 뉴런은 softmax 함수를 통해 입력된 신호들에 대하여 대응되는 레이블(=정답 신호)이 최적이 될 확률을 유도한다. Softmax 함수를 통하여 나온 값은 cross entropy 비용(cost) 함수에 의해 손실(loss) 값이 계산되고 유도된 손실 값에 기반한 역전파(back propagation) 알고리즘을 통하여 뉴럴 네트워크의 가중치들이 조정된다. 이러한 과정을 반복적으로 수행함으로써 뉴럴 네트워크가 학습된다.

[0072] 이와 같이 학습부(110)는 수집된 학습 데이터들을 기초로 뉴럴 네트워크 기반의 독립된 복수의 신호 검출 모델을 학습시킨다. 학습 과정에서 가중치 및 바이어스 조정을 통한 모델 최적화가 이루어진다.

[0073] 도 8은 본 발명의 실시예에 따라 학습된 뉴럴 네트워크 기반의 MIMO 신호 검출 모델을 나타낸 도면이다.

[0074] 도 8과 같이, 수신기는 수신 신호 Y를 수신하면, 해당 수신 신호 Y로부터 채널 상태 H를 추정한 다음, 수신 신호와 채널 상태(Y, H)를 신호 검출 모델에 입력시켜 도출된 레이블을 이용하여, 송신 신호를 예측한다. $\hat{X}$는 예측된 송신 신호를 나타낸다. 이러한 도 8은 설명의 편의상 복수의 신호 검출 모델 중 하나를 도시한 것이다.

[0075] 본 발명의 실시예에서 단일의 MIMO 신호 검출기는 대량의 훈련 데이터의 뉴럴 네트워크의 학습을 통하여 이루어지며, 학습이 완료된 단일의 MIMO 신호 검출기는 기존의 ML에 준하는 성능을 달성한다.

[0076] 물론, 본 발명의 실시예는 단일이 아닌 복수의 뉴럴 네트워크 기반 MIMO 신호 검출기를 활용하여, 동일한 수신 신호에 대한 서로 다른 예측 값들을 적절하게 조합함으로써, 추가적인 다이버시티 이득을 얻는다.

[0077] 즉, 학습이 완료된 이후부터 수신기는 현재의 수신 신호로부터 채널 상태가 추정한 다음, 수신 신호 및 채널 상태(Y, H)를 복수의 신호 검출 모델에 개별 입력시켜 도출되는 레이블 결과들을 조합하는 것을 통해, 송신기에서 실제로 보낸 송신 신호를 예측한다.

[0078] 구체적으로, 추정부(120)는 송신기에서 전송한 N_t개의 송신 신호에 대응하여 수신되는 수신기의 N_r개 수신 신호로부터 송신기와 수신기 사이의 채널 계수를 추정한다(S420).

[0079] 여기서, 추정된 채널 계수는 수학식 3에 나타낸 $N_t \times N_r$개의 h_{ij}를 의미한다. 다중 안테나를 통해 수신한 신호로부터 해당 신호가 겪은 채널 계수를 추정하는 방법은 기존에 다양하게 공지되어 있으므로 이에 대한 상세한 설명은 생략한다.

[0080] 채널 계수의 추정이 완료되면, 추정부(120)는 N_r개의 수신 신호 및 추정된 채널 계수를 S410 단계에서 미리 학습된 복수의 신호 검출 모델에 각각 입력시킨다(S430). 앞서 설명한 바와 같이, 각각의 신호 검출 모델에서 출력되는 레이블은 다양할 수 있고 소정 레이블(예를 들어, label 2)이 높은 빈도로 출력될 수도 있다.

[0081] 검출부(130)는 복수의 신호 검출 모델에서 각각 출력되는 레이블을 기초로 송신기에서 전송한 N_t개의 송신 신호를 예측한다(S440).

[0082] 도 9는 본 발명의 실시예에 따른 복수의 뉴럴 네트워크 기반의 MIMO 신호 검출 모델의 결합을 나타낸 도면이다.

[0083] 도 9를 참조하면, 복수 개의 뉴럴 네트워크 기반 MIMO 신호 검출기의 결합을 위하여 K개의 서로 다른 뉴럴 네트워크 기반 MIMO 검출기를 적절하게 생성한 것을 알 수 있다. 이러한 도 9에서 각 뉴럴 네트워크 기반 MIMO 신호 검출기는 서로 비 상관(decorrelation)되며 각 검출기가 ML 성능에 도달한다.

[0084] 도 9과 같이, 본 발명의 실시예는 미리 학습된 K개의 MIMO 신호 검출기에서 도출된 K개의 예측 결과를 서로 결합하여 송신 신호 $\hat{X}_{Final}$를 최종 예측한다.

[0085] 여기서, 도 9의 K개의 뉴럴 네트워크 기반 MIMO 신호 검출기는 개별 분류기로서, 동일한 신호 입력에 대하여 다양한 출력 값을 생성하며, 본 발명의 실시예는 이들을 적절하게 결합한다. 복수 개의 뉴럴 네트워크 기반 MIMO 신호 검출기에서 나온 복수의 예측 값을 결합하는 방법은 다양하게 존재할 수 있다.

[0086] 먼저, 투표 방식으로서 각 검출기에서 나온 예측 레이블 중 가장 많은 득표를 한 레이블을 선택하는 최다 득표 방식이 존재한다. 이 경우, 검출부(130)는 복수의 신호 검출 모델에서 각각 출력된 레이블 중 최다 빈도로 도출된 레이블을 최종 선택하여 송신기가 보낸 N_t개의 송신 신호를 예측할 수 있다.

[0087] 만일, K개의 신호 검출 모델에서 출력된 레이블 값 중 label 2가 가장 높은 빈도로 도출되었다면, 도 6의 label 2에 대응된 송신 신호의 조합인 [0, 0], [1, 0]을 송신기의 송신 신호로 최종 검출한다. 이 경우, 송신기의 첫 번째 안테나는 [0, 0]를, 두 번째 안테나는 [1, 0]을 송신한 것을 나타낸다.

[0088] 그 밖에도, 각 뉴럴 네트워크 기반 MIMO 신호 검출기에 확률적으로 검출 성능이 우수한 검출기에 더 높은 가중치를 부여하여 레이블을 선택하는 방법도 고려될 수 있다. 추가적으로 각 분류기의 순위에 따라 점수를 부여하는 방식, 각 분류기의 분류 확률에 따라 레이블을 선택하는 방식 등 다양한 방법이 존재한다.

[0089] 예를 들어, 검출부(130)는 복수의 신호 검출 모델에서 각각 출력된 레이블에 대해 랜덤 포레스트 알고리즘을 적용하여 송신기가 보낸 N_t개의 송신 신호를 예측할 수도 있다. 서로 독립적으로 학습된 복수의 뉴럴 네트워크에 대하여 랜덤 포레스트 알고리즘을 결합한 방식은 기 공지된 기법에 해당하므로 상세한 설명은 생략한다.

[0090] 이와 같이, 본 발명의 실시예는 현재 수신 신호 및 채널 계수를 미리 학습된 복수의 신호 검출 모델(뉴럴 네트워크)에 각각 입력시켰을 때 각각의 신호 검출 모델에서 개별 출력되는 결과를 결합하여 송신 신호를 효과적으로 검출한다.

[0091] 결과적으로, 본 발명의 실시예에 따르면, MIMO 시스템에서 수신기의 수신 검출 방식은 복수 개의 뉴럴 네트워크 기반 MIMO 신호 검출기로 대체되며, 각각의 요소 분류기에서 나온 예측 값을 조합한 레이블을 검출 신호로 선택한다.

[0092] 도 10은 본 발명의 실시예에 따른 뉴럴 네트워크 기반의 MIMO 신호 검출기의 성능을 나타낸 도면이다. 이러한 도 10은 K=1인 단일의 뉴럴 네트워크에 대한 SNR(signal to noise power ratio)에 따른 SER(symbol error rate) 성능으로서, 단일 뉴런 네트워크 기반의 MIMO 검출기는 기존의 ML에 준하는 성능을 달성한 것을 확인할 수 있다.

[0093] 도 11은 2×2 MIMO 시스템에서 QPSK 변조 기법을 사용하는 경우 기존 ML 기법과 본 발명에 의한 K=5인 뉴럴 네트워크 기반 MIMO 신호 검출기에 대한 SNR에 따른 SER 성능을 나타낸 도면이다.

[0094] 도 11을 참조하면, 5개의 서로 다른 뉴럴 네트워크 기반의 MIMO 신호 검출기의 예측 값을 적절하게 선택할 경우 기존의 ML 성능보다 높은 성능을 나타냄을 알 수 있다. 이러한 본 발명은 뉴럴 네트워크 기반의 복수의 신호 검출기를 사용하여 효율적 신호 검출이 가능함은 물론 MIMO 시스템에서 최적 성능을 나타내는 ML 검출 기법보다 좋은 오류 성능을 달성할 수 있다.

[0095] 이상과 같은 본 발명에 따르면, MIMO 시스템 내 수신기에서 수신 신호를 검출함에 있어 기계 학습 기반의 복수의 MIMO 신호 검출기를 활용함으로써, 수신 신호의 다이버시티 이득을 얻을 수 있고 기존의 MIMO 검출 기법보다 수신기의 오류 성능을 향상시킬 수 있다.

[0096] 본 발명은 도면에 도시된 실시 예를 참고로 설명되었으나 이는 예시적인 것에 불과하며, 본 기술 분야의 통상의 지식을 가진 자라면 이로부터 다양한 변형 및 균등한 다른 실시 예가 가능하다는 점을 이해할 것이다. 따라서, 본 발명의 진정한 기술적 보호 범위는 첨부된 특허청구범위의 기술적 사상에 의하여 정해져야 할 것이다.

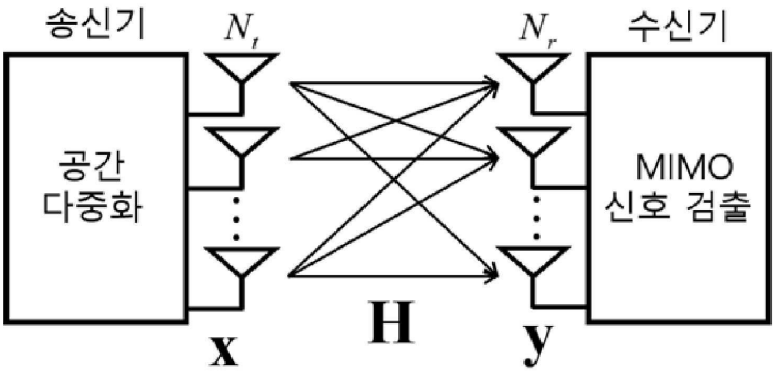
부호의 설명

[0097] 100: 신호 검출 장치 110: 학습부

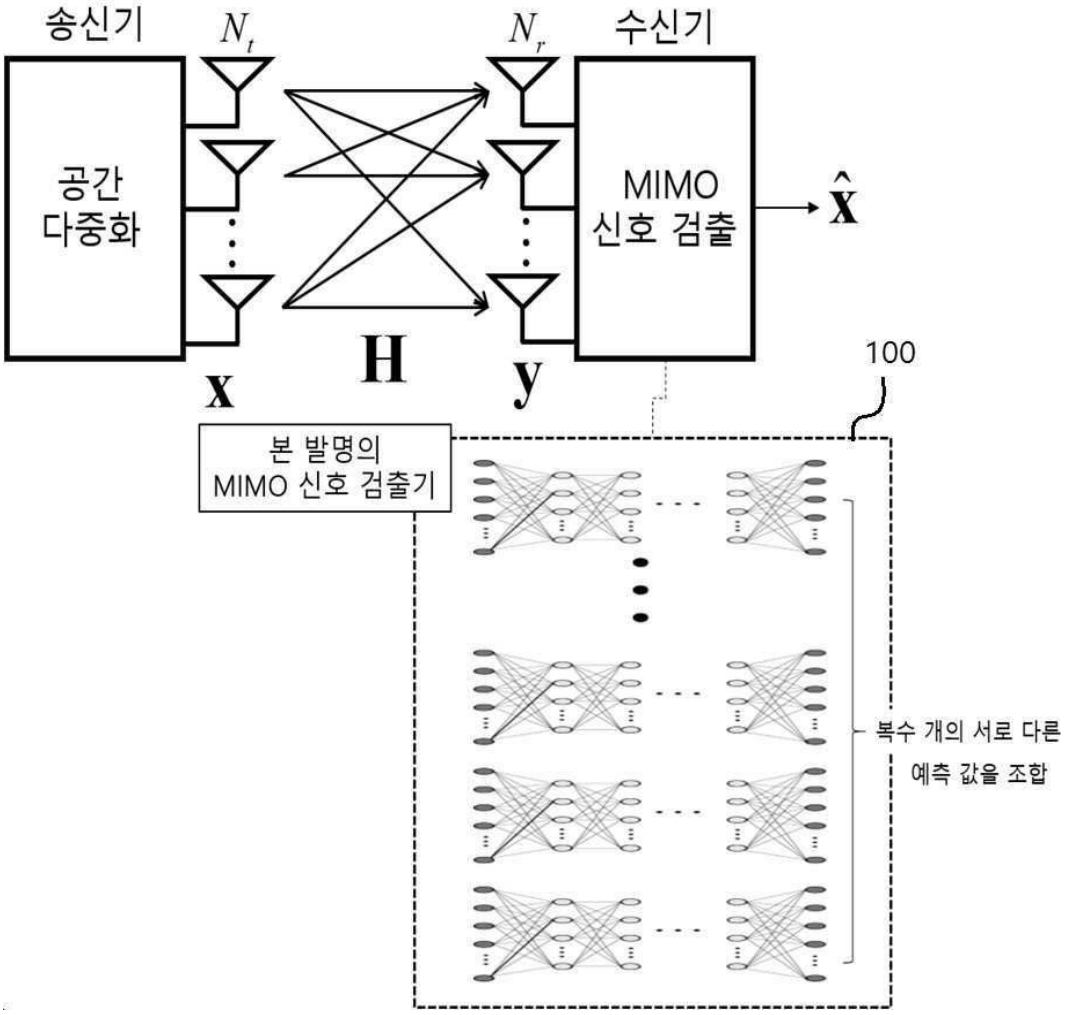
120: 추정부 130: 검출부

도면

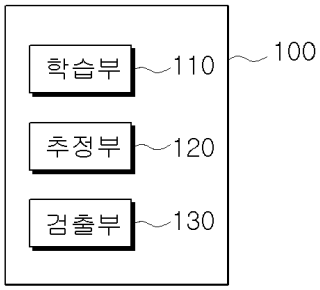
도면1


송신기
N_t
N_r
수신기
공간
다중화
MIMO
신호 검출
x
H
y

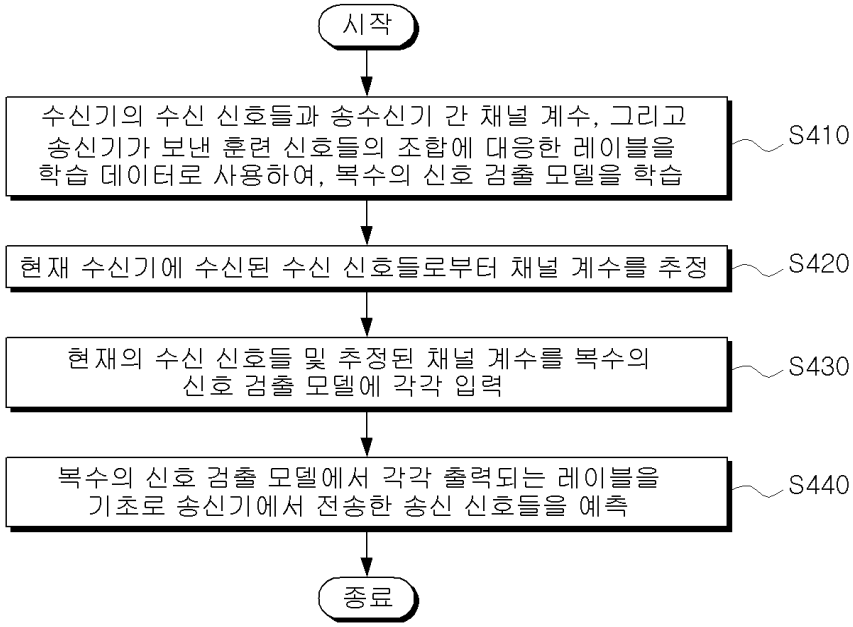
도면2


송신기
N_t
N_r
수신기
공간
다중화
MIMO
신호 검출
$\hat{x}$
x
H
y
100
본 발명의
MIMO 신호 검출기
복수 개의 서로 다른
예측 값을 조합

도면3


학습부
110
100
추정부
120
검출부
130

도면4


시작
수신기의 수신 신호들과 송수신기 간 채널 계수, 그리고 송신기가 보낸 훈련 신호들의 조합에 대응한 레이블을 학습 데이터로 사용하여, 복수의 신호 검출 모델을 학습
S410
현재 수신기에 수신된 수신 신호들로부터 채널 계수를 추정
S420
현재의 수신 신호들 및 추정된 채널 계수를 복수의 신호 검출 모델에 각각 입력
S430
복수의 신호 검출 모델에서 각각 출력되는 레이블을 기초로 송신기에서 전송한 송신 신호들을 예측
S440
종료

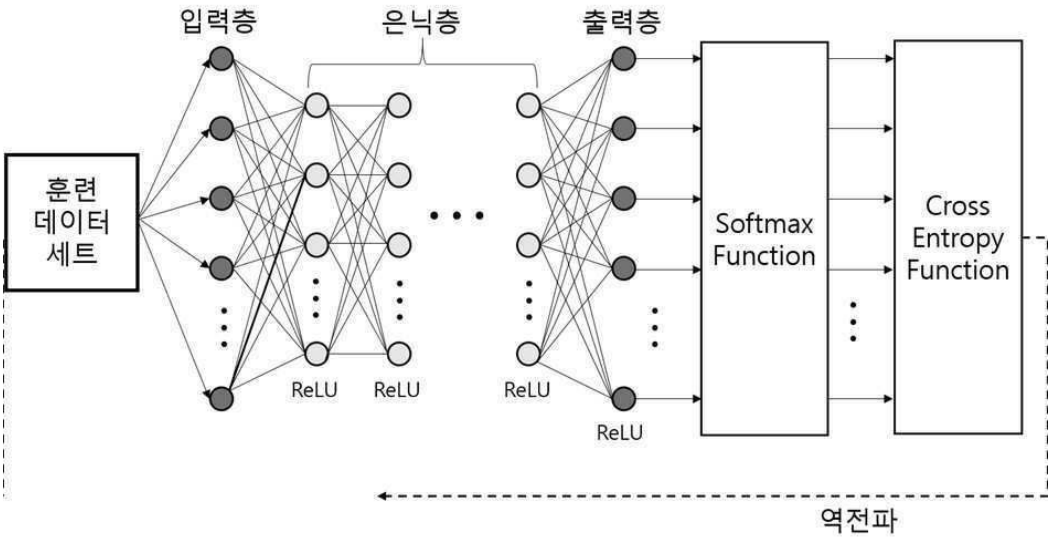
도면5

Data 1	Data 2	…	Data N
$\mathrm{Re}[\mathbf{y}_1]^1$	$\mathrm{Re}[\mathbf{y}_1]^2$	…	$\mathrm{Re}[\mathbf{y}_1]^N$
$\mathrm{Im}[\mathbf{y}_1]^1$	$\mathrm{Im}[\mathbf{y}_1]^2$	…	$\mathrm{Im}[\mathbf{y}_1]^N$
⋮	⋮	…	⋮
⋮	⋮	…	⋮
$\mathrm{Re}[\mathbf{y}_{N_t}]^1$	$\mathrm{Re}[\mathbf{y}_{N_t}]^2$	…	$\mathrm{Re}[\mathbf{y}_{N_t}]^N$
$\mathrm{Im}[\mathbf{y}_{N_t}]^1$	$\mathrm{Im}[\mathbf{y}_{N_t}]^2$	…	$\mathrm{Im}[\mathbf{y}_{N_t}]^N$
⋮	⋮	…	⋮
$\mathrm{Re}[h_{11}]^1$	$\mathrm{Re}[h_{11}]^2$	…	$\mathrm{Re}[h_{11}]^N$
$\mathrm{Im}[h_{11}]^1$	$\mathrm{Im}[h_{11}]^2$	…	$\mathrm{Im}[h_{11}]^N$
⋮	⋮	…	⋮
$\mathrm{Re}[h_{N_rN_t}]^1$	$\mathrm{Re}[h_{N_rN_t}]^2$	…	$\mathrm{Re}[h_{N_rN_t}]^N$
$\mathrm{Im}[h_{N_rN_t}]^1$	$\mathrm{Im}[h_{N_rN_t}]^2$	…	$\mathrm{Im}[h_{N_rN_t}]^N$
Label^1	Label^2	…	Label^N

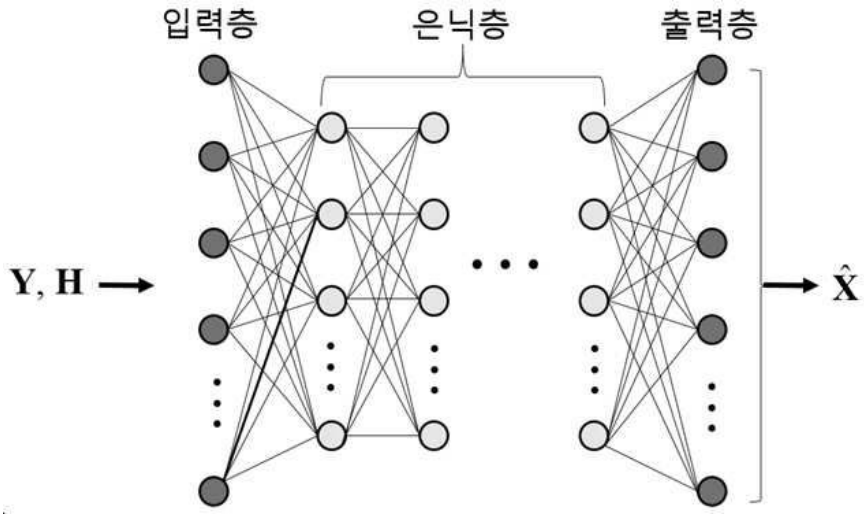
도면6

Tx 1 Data bits	Tx 2 Data bits	Lable
00	00	0
00	01	1
00	10	2
⋮	⋮	⋮
11	11	15

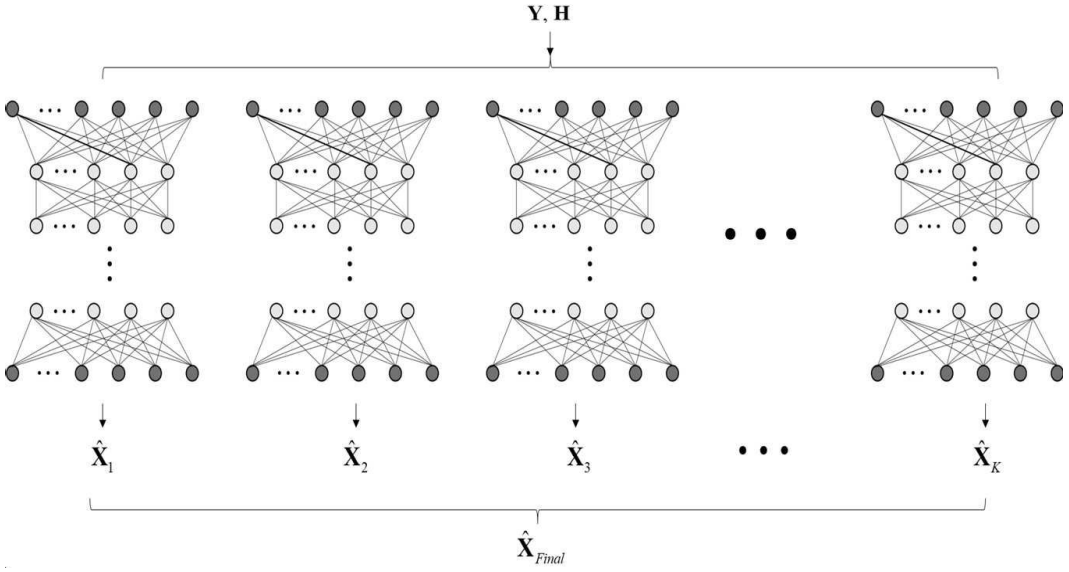
도면7


입력층
은닉층
출력층
훈련
데이터
세트
ReLU
ReLU
ReLU
ReLU
Softmax
Function
Cross
Entropy
Function
역전파

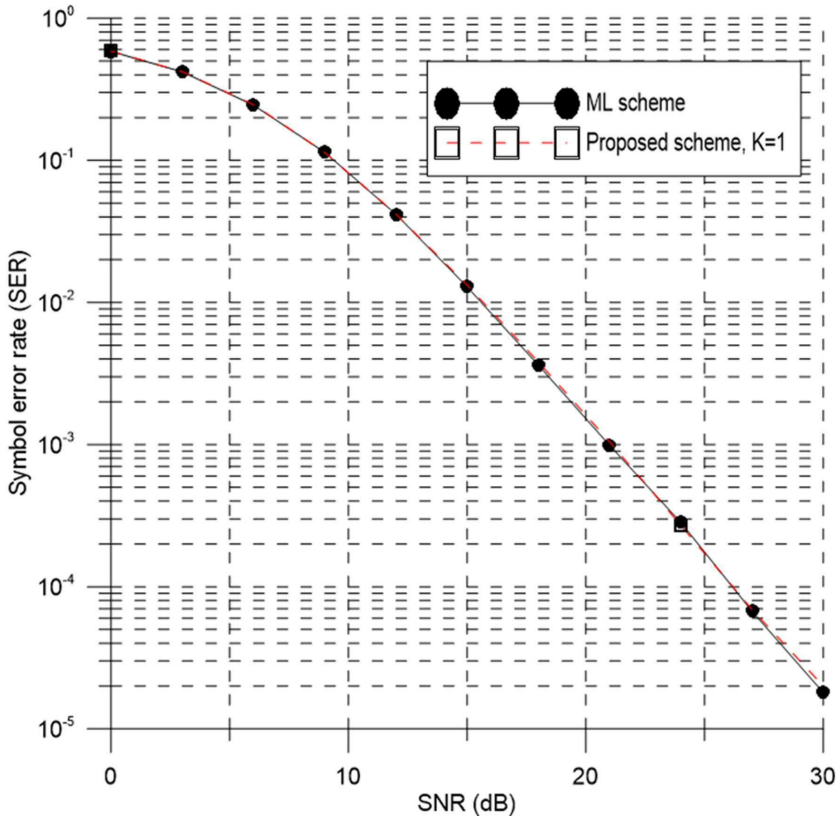
도면8


입력층
은닉층
출력층
Y, H
$\hat{X}$

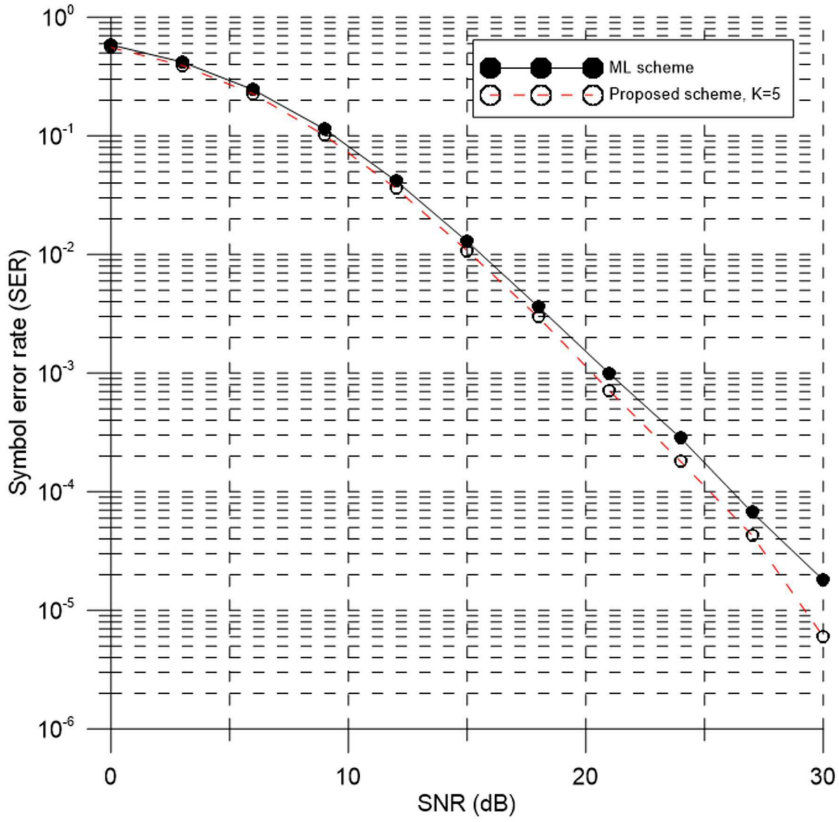
도면9


Y, H
$\hat{X}_1$
$\hat{X}_2$
$\hat{X}_3$
$\hat{X}_K$
$\hat{X}_{Final}$

도면10


ML scheme
Proposed scheme, K=1
Symbol error rate (SER)
SNR (dB)
10^0
10^{-1}
10^{-2}
10^{-3}
10^{-4}
10^{-5}
0
10
20
30

도면11


ML scheme
Proposed scheme, K=5
Symbol error rate (SER)
SNR (dB)
10^0
10^-1
10^-2
10^-3
10^-4
10^-5
10^-6
0
10
20
30